p-ISSN : 2301-8402, e-ISSN : 2685-368X, available at : https://ejournal.unsrat.ac.id/index.php/elekdankom

Ensemble Model for Classifying Diabetic Retinopathy Severity on Fundus Image

Model Ensemble untuk Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik pada Citra Fundus

Prayer Yosua Pua, Oktavian Lantang, Salvius Lengkong
Dept. of Electrical Engineering, Sam Ratulangi University Manado, Kampus Bahu St., 95115, Indonesia
e-mail: prayerae@gmail.com
Received: [date]; revised: [date]; accepted: [date]

***Abstract* — Diabetic retinopathy (DR) is a complication of diabetes that is the leading cause of blindness in the world. This research develops an automatic classification system of DR severity using an ensemble model of three CNN architectures: InceptionV3, ResNet152, and DenseNet121. The ensemble voting and stacking methods are applied to improve classification accuracy based on eye fundus images. The dataset used contains 34,152 fundus images with five levels of RD severity. Experimental results show that the DenseNet121 individual model achieved the highest validation accuracy of 95.69%, while ensemble voting improved the performance to 96.45% and ensemble stacking reached 97.26%. The system has been implemented in a Flask-based web application to support early diagnosis of DR in health facilities with limited eye specialists.**

***Key words*— Diabetic Retinopathy, Ensemble Model, CNN, Fundus Image, Deep Learning**

***Abstrak* — Retinopati diabetik (RD) merupakan komplikasi diabetes yang menjadi penyebab utama kebutaan di dunia. Penelitian ini mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tingkat keparahan RD menggunakan ensemble model dari tiga arsitektur CNN: InceptionV3, ResNet152, dan DenseNet121. Metode ensemble voting dan stacking diterapkan untuk meningkatkan akurasi klasifikasi berdasarkan citra fundus mata. Dataset yang digunakan berisi 34.152 gambar fundus dengan lima tingkat keparahan RD. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa model individual DenseNet121 mencapai akurasi validasi tertinggi sebesar 95,69%, sementara ensemble voting meningkatkan performa menjadi 96,45% dan ensemble stacking mencapai 97,26%. Sistem telah diimplementasikan dalam aplikasi web berbasis Flask untuk mendukung diagnosis dini RD di fasilitas kesehatan dengan keterbatasan spesialis mata.**

***Kata kunci* — Retinopati Diabetik, Ensemble Model, CNN, Citra Fundus, Deep Learning**

I. PENDAHULUAN

Retinopati Diabetik (RD) adalah komplikasi mikrovaskuler diabetes melitus yang menjadi penyebab utama kebutaan populasi di seluruh dunia. Resiko berkembangnya retinopati meningkat selama diabetes berjalan. [1] Pada data epidemiologi retinopati Retinopati diabetik umumnya terjadi pada usia di atas 40 tahun. Sekitar 95 juta penderita diabetes (35,4%) mengalami gangguan penglihatan akibat kondisi ini, dan dari total 1,5 miliar kasus kebutaan di dunia, 0,4 juta disebabkan retinopati diabetik. [2]

Machine learning adalah metode yang digunakan oleh beberapa peneliti salah satunya di bidang Kesehatan dan membantu meningkatkan klasifikasi otomatis. Algoritma pembelajaran menggunakan metode *Convolutional Neural Network* yang efisien yang bisa digunakan karena lebih cepat untuk klasifikasi, khususnya gambar [3]. Perkembangan teknologi membuat lebih efisien yang merujuk pada retinopati diabetik adalah memanfaatkan foto fundus retina menurut [4], tindakan foto fundus mata meliputi gambar retina, saraf mata, makula, dan pembuluh retina untuk membantu klasifikasi tingkat keparahan mata akibat diabetes. Machine learning juga merupakan kecerdasan buatan yang mendukung pengembangan sistem komputer dan digunakan untuk kebutuhan mendesak dari situasi saat ini untuk mendukung otomatisasi dengan kekurangan yang minimum. Metode untuk deteksi diabetes adalah menggunakan tes laboratorium seperti glukosa darah dan toleransi glukosa oral [5]. Tahapan klasifikasi digunakan secara luas di bidang kesehatan untuk mengklasifikasikan data ke dalam kelas yang berbeda menurut beberapa kendala yang secara perbandingan merupakan pengklasifikasi individu. [6]

Menurut data WHO dari jurnal "TADDS: *tool for the assessment of diabetic retinopathy and diabetes management systems*" mengatakan: 1 Pada 2014, sekitar 455 juta orang di seluruh dunia mengidap diabetes., Pada 2012, diperkirakan 3,8 juta kematian disebabkan oleh gula darah puasa yang tinggi. dan lebih dari 80% kematian akibat diabetes terjadi di negara berpenghasilan rendah dan menengah. Pencegahan dapat dilakukan dengan gaya hidup sehat (berat badan ideal aktivitas fisik, diet sehat).

Berikut Arsitektur CNN yang sering digunakan meliputi: ***Inception Model*** (GoogLeNet): Diperkenalkan oleh tim peneliti Google pada 2015 ("*Going Deeper with Convolutions*"), model ini terkenal karena kemampuannya untuk mencapai akurasi tinggi dalam tugas pengenalan gambar juga tetap efisien dalam penggunaan sumber daya komputasi.

Keunggulan utamanya terletak pada desain modul Inception yang inovatif, yang memungkinkan jaringan secara signifikan meningkatkan kedalaman dan lebarnya (kapasitas pembelajaran) sambil tetap menjaga efisiensi komputasi yang luar biasa. Ini dicapai dengan melakukan beberapa operasi konvolusi (1x1, 3x3, 5x5) dan operasi pooling secara paralel pada input yang sama, lalu menggabungkan hasilnya untuk menangkap fitur multi-skala secara efisien. Salah satu kunci keberhasilannya adalah penggunaan cerdas konvolusi 1x1 (*bottleneck layer*) secara drastis mengurangi jumlah parameter dan beban komputasi tanpa mengorbankan informasi vital. Kemudian ***ResNet*** (*Residual Network*): Diperkenalkan oleh [7] dalam makalah "*Deep Residual Learning for Image Recognition*", ResNet efektif dalam klasifikasi gambar dan memenangkan *ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge* (ILSVRC) 2016 ResNet terkenal karena efektivitasnya dalam tugas klasifikasi gambar dan telah memenangkan beberapa kompetisi, termasuk Tantangan Pengakuan Visual Skala Besar ImageNet (ILSVRC) pada tahun 2016. dan ***DenseNet*** (*Densely Connected Convolutional Networks*): adalah arsitektur model pembelajaran mendalam yang diperkenalkan oleh [8] DenseNet ini sangat efektif karena setiap lapisan dalam satu blok terhubung langsung ke semua lapisan sebelumnya, memungkinkan ekstraksi fitur yang sangat kaya melalui penggunaan kembali fitur yang efisien dari berbagai tingkat abstraksi. Kelebihan utamanya terletak pada kemampuannya untuk mengurangi masalah vanishing-gradient dan meningkatkan propagasi fitur di seluruh jaringan yang dalam.

A. Retinopati Diabetik

Retinopati diabetik adalah komplikasi mikrovaskular diabetes melitus yang ditandai dengan kerusakan progresif pada pembuluh darah retina. Kondisi ini disebabkan oleh kadar gula darah yang tinggi dalam jangka waktu lama, yang merusak dinding pembuluh darah di retina. Ada beberapa faktor risiko yang masih belum tentu sebagai pemicu Retinopati Diabetik, yaitu durasi penyakit, usia, kontrol gula darah buruk, hiperglikemia dan tekanan darah, pubertas, kehamilan, kadar lipid 16 dalam darah, hiperviskositas, gagal ginjal, anemia, serta merokok. Hal yang paling penting adalah perubahan biokimiawi yang memiliki hubungan dengan *hiperglikemia* [9]

B. Citra Fundus Mata

Citra fundus mata adalah foto bagian belakang mata yang diperoleh melalui funduskopi. Citra ini memberikan informasi penting tentang kondisi retina, termasuk pembuluh darah, diskus optikus, makula, dan lesi yang terkait dengan RD. Funduskopi dapat dilakukan menggunakan kamera fundus non-midriatik atau kamera fundus midriatik. Citra fundus juga termasuk cukup efektif untuk mendeteksi penyakit pada mata karena tidak invasif dan relatif murah. [10]

C. Data Preprocessing

1) Circle Crop

Langkah ini bertujuan untuk memotong gambar fundus retina menjadi bentuk lingkaran guna menghilangkan area hitam di sekitar retina yang tidak relevan secara klinis. Pemotongan dilakukan dengan mendeteksi lingkaran retina menggunakan transformasi Hough dan mempertahankan area pusat (Makula) [11].

2) Resize Image

Gambar diubah ukurannya ke dimensi tetap (299 x 299 piksel) untuk memastikan konsistensi input ke model deep learning [12] Gambar diskalakan ulang ke 299 x 299 piksel menggunakan interpolasi bilinear. Rasio aspek dipertahankan dengan padding hitam pada gambar non-kuadrat. Menunjukkan bahwa resizing dengan interpolasi bilinear meminimalkan distorsi tekstur halus dibandingkan metode nearest neighbor.

3) Crop From Gray

Gambar dikonversi ke saluran abu-abu (Grayscale), dan thresholding intensitas digunakan untuk mendeteksi batas retina. Area di luar batas tersebut dipotong untuk menghilangkan latar belakang yang tidak diperlukan [13].

4) Augmentasi Data

Random Horizontal Flip: Transformasi ini membalik gambar secara horizontal dengan probabilitas 50%. [14]. Random Rotation: Gambar diputar secara acak dalam rentang: ±10°. Color Jitter: Transformasi ini mengubah kecerahan dan kontras gambar. Kecerahan diubah dengan nilai 0.2, dan kontras diubah dengan nilai 0.2 ini meniru variasi pencahayaan yang terjadi. Random Resized Crop : Gambar dipotong secara acak dan diubah ukurannya menjadi 299 piksel, dengan skala antara 0.8 hingga 1.0.

5). Normalisasi

Normalisasi adalah langkah penting dalam preprocessing data yang bertujuan untuk mengubah distribusi piksel gambar ke rentang yang lebih stabil.

$$Pixelnormalized = \frac{Pixel_{original} - [0.485,0.456,0.406]}{[0.229,0.224,0.225]} \quad (1)$$

Mengubah distribusi piksel ke rentang ≈ [-2,2] mempercepat konvergensi SGD. Menunjukkan bahwa normalisasi ImageNet mengurangi waktu pelatihan ResNet-152 hingga 37% dibanding normalisasi [0,1], karena gradien lebih stabil [7]

6). Konversi ke Format RGB

Gambar dikonversi dari format BGR (default OpenCV) ke RGB untuk kompatibilitas dengan arsitektur CNN yang dilatih pada dataset ImageNet. Ketidakcocokan saluran warna (BGR vs RGB) mengurangi akurasi Inception-v3 sebesar 1,2% pada validasi silang. Konversi eksplisit diperlukan karena 98% model CNN pra-latih menggunakan pipeline RGB [15]

D. Deep Learning

Deep Learning adalah salah satu pendekatan dalam Machine Learning dan merupakan bagian dari jaringan saraf. Metode ini terdiri dari banyak lapisan neuron yang meniru cara kerja otak manusia, di mana neuron-neuron saling terhubung membentuk jaringan besar. Jaringan saraf memiliki arsitektur yang fleksibel dengan jumlah unit per lapisan yang bervariasi, jumlah lapisan tersembunyi yang berbeda-beda, serta bobot yang saling terhubung). Deep Learning (DL) juga merupakan teknik dalam NN yang menggunakan teknik tertentu seperti Restricted Boltzmann Machine (RBM) untuk mempercepat proses pembelajaran dalam NN yang menggunakan lapis yang banyak atau lebih dari 7 lapis [16].

E. Ensemble Model

Ensemble model adalah teknik machine learning yang menggabungkan beberapa model (Base learners) untuk menghasilkan prediksi yang lebih baik daripada menggunakan satu model saja. Memanfaatkan model machine learning, seperti klasifikasi ensemble, telah menjadi pendekatan yang menjanjikan di bidang medis dalam memprediksi risiko penyakit salah satunya diabetes. Namun, algoritma genetika juga mampu membantu dalam pemilihan fitur yang terkait, tetapi pada klasifikasi Ensemble menggabungkan kelebihan beberapa model 24 machine learning untuk meningkatkan akurasi dan prediksi [17]. Dalam konteks ini, dua metode ensemble yang sering digunakan adalah Voting dan Stacking. Keduanya memiliki prinsip dasar yang berbeda tetapi tujuan yang sama, yaitu meningkatkan kinerja model dengan menggabungkan kekuatan dari beberapa model.Voting adalah salah satu metode ensemble yang paling sederhana. Pada metode ini, beberapa model dasar dilatih secara independen pada dataset yang sama. Kemudian, prediksi dari masing-masing model digabungkan melalui suara (voting) untuk memutuskan label kelas akhir. Ada beberapa jenis voting yang umum digunakan: Majority Voting yaitu setiap model dasar memberikan suara untuk kelas yang diprediksi. Kelas dengan suara terbanyak menjadi prediksi akhir. Kelebihannya Sederhana dan mudah diimplementasikan. namun ada pula kekurangannya tidak mempertimbangkan performa masing-masing model dasar. Weighted Voting setiap model dasar diberikan bobot (weight) berdasarkan performanya. Prediksi akhir dihitung berdasarkan bobot tersebut. Soft Voting setiap model dasar memberikan probabilitas kelas daripada prediksi kelas yang keras.

F. Convolutional Neural Network (CNN)

Convolutional Neural Network adalah jenis jaringan saraf tiruan yang sangat efektif dalam pengolahan citra. CNN terdiri dari lapisan konvolusi, pooling, dan fully connected. Lapisan konvolusi berfungsi untuk mengekstraksi fitur dari 26 citra, sedangkan lapisan pooling mengurangi dimensi spasial fitur. Lapisan fully connected digunakan untuk klasifikasi akhir. Convolutional Neural Network juga merupakan variasi dari jaringan saraf tiruan yang mempunyai berat dan berbagai lapisan tersembunyi yang disusun menjadi arsitektur [18].

G. Early Stopping

Early stopping adalah cara untuk mencegah overfitting dengan membuat proses pelatihan dihentikan ketika proses model pada data validasi tidak lagi meningkat, untuk memastikan kemampuan generalisasi pada data baru. Syarat early stopping umumnya didasarkan pada peninjauan validation loss, sejumlah epoch berturut turut yang ditentukan oleh parameter patience. Early Stopping yang merupakan teknik untuk mencegah overfitting. Teknik ini menghentikan pelatihan model jika 31 tidak ada peningkatan dalam kerugian validasi selama sejumlah periode tertentu [19].

H. Hyperparameter

Hyperparameter adalah poin-poin yang diinisiasi sebelum proses perancangan arsitektur model. Dalam penelitian ini, hyperparameter yang digunakan telah dirancang dan ditentukan dengan mempertimbangkan berbagai aspek penting. Kemudian *epoch* yang lebih tinggi dapat meningkatkan akurasi model karena mesin mempelajari dataset lebih baik, namun mengorbankan waktu pelatihan. epoch memiliki strategi yang menilai konfigurasi kandidat pada fidelitas paling rendah, bekerja dengan sangat baik. [20]

Selanjutnya *batch size* adalah parameter yang menentukan jumlah sampel yang digunakan dari dataset untuk pelatihan model. Dataset dibagi menjadi beberapa batch. Size pada batch yang lebih besar akan lebih cepat memproses pelatihan, sementara ukuran batch yang lebih kecil cenderung lebih lama pada proses pelatihan. Berikutnya *learning rate* adalah parameter pelatihan yang menentukan seberapa besar perubahan yang ditetapkan pada bobot model selama proses pelatihan [21]. Poin pada learning rate sangat berpengaruh pada kecepatan konvergensi model serta akurasi hasilnya. jika tinggi nilai learning rate, maka semakin cepat proses pelatihan, namun risiko penurunan akurasi juga meningkat.

Lalu ada *image size* adalah faktor penting dalam pelatihan. Pemilihan ukuran yang tepat memerlukan pertimbangan antara detail yang diperlukan, waktu pelatihan, dan kapasitas model. ReduceLROnPlateau secara dinamis menyesuaikan laju pembelajaran selama pelatihan untuk memastikan model terus meningkatkan kinerjanya bahkan saat mendekati titik jenuh [22].

I. Evaluasi

Pada tahap evaluasi menggunakan Confusion Matrix yaitu tabel confusi yang digunakan untuk menampilkan kinerja model dengan cara menggambarkan jumlah prediksi benar dan salah. *Accuracy* adalah ukuran suatu banyaknya prediksi yang benar dari semua prediksi yang di proses oleh model. Akurasi adalah metrik yang paling umum dipakai karena mudah dimengerti, tetapi bisa juga menyesatkan jika datanya tidak balance. Maka dari itu Akurasi uji diagnostik retrospektif bervariasi per pengaturan dan kondisi target [23].

$$Akurasi = \frac{Prediksi\ Benar}{Total\ Prediksi} \quad (2)$$

$$kurasi = \frac{True\ Positive(TP)+True\ Negative(TN)}{True\ Positive+True\ Negative+False\ Positive+False\ Negative} \quad (3)$$

Precision adalah metrik yang dikategorikan spesifik daripada akurasi untuk mengukur sebuah label sebagai entitas terpisah. Precision mengukur dari semua prediksi pada label tertentu (label positif). Atau penjelasan yang lebih teknis, precision adalah rasio antara prediksi positif yang benar (true positive) dengan total prediksi positif (benar maupun salah).

$$Precision = \frac{True\ Positives(TP)}{True\ Positives(TP)+False\ Positives\ (FP)} \quad (4)$$

Recall mengukur banyak kasus positif dari semua data yang aktualnya dipastikan positif. Metrik ini penting ketika kita ingin mengurangi kesalahan negatif (false negative), seperti pada deteksi penyakit di mana tidak ingin ada pasien yang sakit tetapi diklasifikasikan sehat. Secara teknis dalam confusion matrix, recall adalah rasio antara prediksi positif yang benar dengan total jumlah data yang sebenarnya positif. Recall juga menafsirkan hasil dari model klasifikasi yang digunakan dalam menemukan kembali sebuah informasi [24].

$$Recall = \frac{True\ Positives(TP)}{True\ Positives(TP)+False\ Negatives\ (FN)} \quad (5)$$

F1-Score adalah metrik yang menggabungkan precision dan recall. F1-score sangat berguna ketika kita menghadapi ketidakseimbangan kelas dalam dataset. Nilai F1-score adalah rata-rata harmonis antara precision dan recall, memberikan keseimbangan antara kedua metrik tersebut. F1-score memberikan keseimbangan antara precision dan recall, yang berguna ketika keduanya sama pentingnya. Jika F1-score yang meningkat mengindikasikan bahwa model dengan pruning lebih seimbang dan lebih efektif dalam klasifikasi secara keseluruhan [25].

$$f1 - Score = 2\ x\ \frac{Precision\ x\ Recall}{Precision+Recall} \quad (6)$$

Confusion Matrix adalah alat yang digunakan untuk mengevaluasi kinerja model klasifikasi dalam machine learning. Ini adalah tabel yang menunjukkan jumlah prediksi yang benar dan salah yang dibuat oleh model, dengan membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya. Confusion matrix memberikan bagaimana model berperforma dalam mengklasifikasikan data ke kategori yang berbeda.

J. Penelitian Terkait

1). Anisa Nurizki [25] "*Performance of Ensemble Learning in Diabetic Retinopathy Disease Classification*". Jurnal ini melakukan pendeteksian dini agar mencegah lebih awal penyakit retinopati diabetic menggunakan model CNN yang akurat dengan dataset gambar. Hasil analisis menunjukkan bahwa Skenario I memberikan akurasi tertinggi sebesar 79,27% untuk algoritma Random Forest (RF) dan Deep Random Forest (DRF), meskipun recall untuk kelas positif lebih rendah dibandingkan skenario lainnya. Sebaliknya, Skenario III menonjol dengan performa terbaik dalam hal recall dan precision, di mana algoritma RF mencapai recall sebesar 80% dan precision 78,15%. Dalam hal waktu komputasi, model Extremely Randomized Trees (ET) 11 menunjukkan performa tercepat, dengan rata-rata waktu komputasi sekitar 0,2 detik, diikuti oleh RF dengan waktu rata-rata 0,3 detik. Model XGBoost, meskipun akurat, membutuhkan waktu yang lebih lama. Sehingga, Skenario III dianggap lebih efektif untuk mengklasifikasikan RD.

2). Palak Mahajan [26] "*Ensemble Learning for Disease Prediction: A Review*", jurnal menunjukkan Studi ini meninjau secara sistematis penerapan beberapa pendekatan ensemble learning salah satunya yaitu(stacking, dan voting) dalam prediksi lima penyakit kronis utama. Pada hasil penelitian ini Stacking adalah metode ensemble dengan akurasi tertinggi dalam 82,6% kasus yang diuji. Voting menempati posisi kedua dengan akurasi terbaik di 71,4% kasus. Studi ini membantu peneliti memilih pendekatan ensemble yang paling tepat berdasarkan jenis penyakit dan dataset..

3). Fithra Hayati Syahrul [27] "*Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik Pada Penderita Diabetes Melitus",*menjelaskan bagaimana untuk Mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tingkat keparahan Retinopati Diabetik (RD) menggunakan metode CNN agar dapat membantu diagnosis dini dan efisien bagi penderita Diabetes Melitus. Hasilnya menunjukkan bahwa metode ini dapat memberikan dukungan signifikan bagi dokter mata dalam deteksi dini dan diagnosis otomatis Retinopati Diabetik, yang berpotensi mengurangi risiko kebutaan akibat penyakit ini. Akurasi terbaik yang dicapai dalam 13 penelitian ini adalah 91,10%. Untuk kinerja terbaik per kelas, terutama pada kategori tanpa DR (NO DR), precision mencapai 0,95, recall sebesar 0,99, dan F1-Score berada di angka 0,97 (97%).

4). Ruvita Faurina [28] "*Klasifikasi Level Non-Proliferative Retinopati Diabetik dengan Ensemble Convolutional Neural Network*" Penelitian menggunakan algoritma CNN ensemble classifier untuk klasifikasi level non proliferatif RD. Dengan menggunakan transfer learning fine tuning pada arsitektur DenseNet201, InceptionV3, dan MobileNetV2, serta optimasi ADAM, model ini berhasil mencapai akurasi tertinggi 95,6% dan F1-Score terendah 91,3%. Hasil ini menunjukkan metode ensemble CNN 14 dapat meningkatkan akurasi dan klasifikasi, sehingga berpotensi digunakan dalam diagnosis otomatis Retinopati Diabetik di masa depan.

5). Agustinus Bimo Gumelar [29] "C*lassification of diabetic retinopathy using ensemble convolutional neural network architectures*" membahas penggunaan ensemble CNN untuk klasifikasi RD dari citra fundus. Peneliti menggunakan dataset IDRIS yang berisi citra fundus dengan berbagai tingkat keparahan RD. Hasil menunjukkan model ensemble CNN yang dikembangkan mampu mendeteksi RD dengan baik. Model ini mencapai area under the curve (AUC) sebesar 0.88, sensitivitas 0.89, dan 15 spesifisitas 0.90. Hasil ini menunjukkan bahwa model memiliki kinerja yang baik dalam mengklasifikasi RD dari citra fundus.

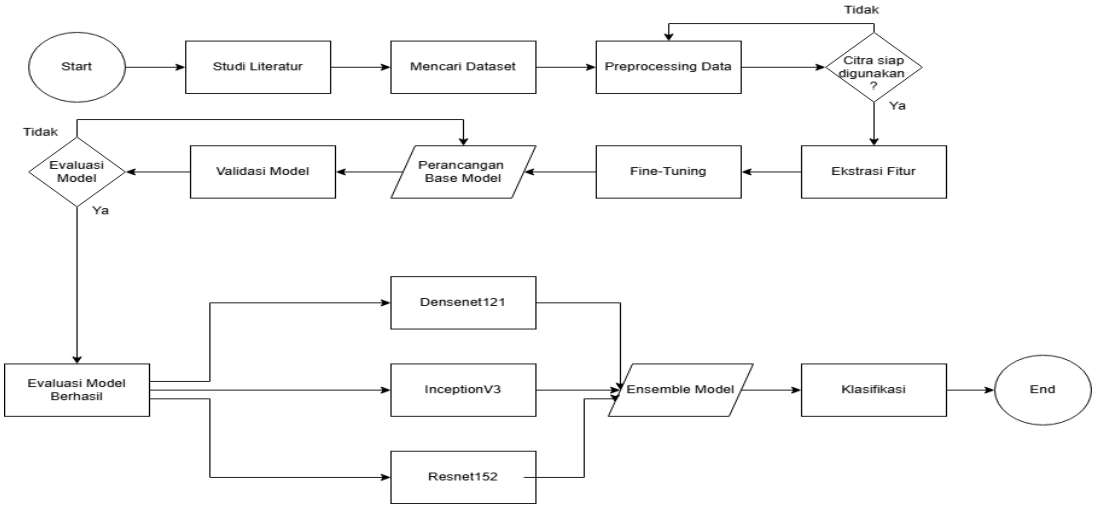
II. METODE

A. Metode Pengembangan

Penelitian ini bertujuan mengimplementasikan arsitektur transfer learning CNN untuk mengklasifikasi Citra Fundus Mata. Sistem ini akan menerima input gambar fundus mata, kemudian melalui tahap seperti circle crop, resize image, crop image from gray, cvtColor, resize, dan Image fromarray. Model akan mengolah gambar yang telah diproses 36 untuk mengklasifikasikan apakah sebuah gambar citra fundus mata termasuk pada kategori kelas 0, 1, 2, 3 atau 4. Model dikembangkan menggunakan arsitektur transfer learning dari CNN yaitu Inception, Resnet dan Densenet . Evaluasi model dilakukan dengan membandingkan performa pada kondisi menggunakan dataset 100 gambar per kelas, 500 gambar per kelas dan 25.802 gambar per kelas setelah di resampling menggunakan oversampling yang mengikuti kelas majority yaitu kelas 0. Kinerja model diukur menggunakan metrik confusion matrix, meliputi akurasi, presisi, recall, F1-Score, untuk menentukan konfigurasi terbaik dalam klasifikasi gambar.

B. Tahap Penelitian

Flowchart proses penelitian berbasis deep learning untuk klasifikasi citra dari tahap awal hingga akhir di Gambar 1. Penelitian ini dimulai dengan studi literatur komprehensif untuk mengidentifikasi state-of-the-art methods dalam deteksi retinopati diabetik, dilanjutkan dengan pencarian dan akuisisi dataset citra fundus mata dari berbagai sumber medis. Tahap



Gambar 1. Tahapan Penelitian

preprocessing data meliputi *circle crop, resize image, crop from gray*, augmentasi data, dan normalisasi untuk mempersiapkan dataset yang konsisten dan berkualitas tinggi. Ekstraksi fitur dilakukan menggunakan transfer learning dengan fine-tuning pada tiga arsitektur CNN (DenseNet121, InceptionV3, ResNet152) yang kemudian diintegrasikan menjadi ensemble model menggunakan metode voting dan stacking. Validasi model dilakukan secara menyeluruh dengan evaluasi performa menggunakan confusion matrix, accuracy, precision, recall, dan F1-score untuk memastikan reliabilitas sistem klasifikasi tingkat keparahan retinopati diabetik. Sistem akhir diimplementasikan dalam aplikasi web berbasis Flask untuk mendukung diagnosis klinis praktis dengan akurasi tinggi mencapai 97.26% pada ensemble stacking.

C. *Lokasi Dan Waktu Penelitian*

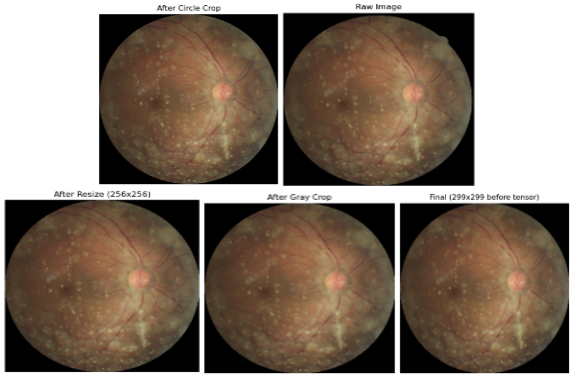
Penelitian ini akan dilaksanakan di Universitas Sam Ratulangi Manado. Adapun waktu penelitian direncanakan selama 6 bulan, terhitung dari bulan Juli 2024 hingga Januari 2025.

D. *Perangkat yang Digunakan*

Perangkat Keras Komputer dengan spesifikasi: Processor: Intel Core i5 10400 f, RAM: 16GB, Storage: 256GB SSD, GPU: NVIDIA GeForce RTX 3050. Perangkat Lunak dengan Sistem Operasi: Windows, Bahasa Pemrograman: Python. *Library*: Pytorch (untuk pengembangan model deep learning), Scikit-learn (untuk algoritma machine learning), OpenCV (untuk pengolahan citra), Pandas dan NumPy (untuk manipulasi data), dan Matplotlib (untuk visualisasi data)

E. *Bahan*

Penelitian ini menggunakan dataset Diabetic Retinopathy (Resized) dari [12], yang terdiri dari 34.152 citra fundus mata yang dikumpulkan dari EyePACS dan tiga rumah sakit mata di India. Gambar dikumpulkan dalam konteks skrining klinis rutin dan mencakup lima kelas tingkat keparahan retinopati diabetik (RD). Citra mengalami pra-pemrosesan, seperti filtering, penyesuaian kontras, dan normalisasi histogram warna, untuk



Gambar 2. Hasil Preprocessing Gambar

meningkatkan kualitas dan konsistensi. Fitur penting seperti lesi, pembuluh darah, dan tekstur retina diekstraksi menggunakan OpenCV dan scikit-image. Selanjutnya, model InceptionV3, ResNet152, dan Densenet121 dilatih, lalu digabungkan dalam model ensemble untuk meningkatkan akurasi. Pelatihan dilakukan menggunakan PyTorch, dan evaluasi kinerja menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score melalui library scikit-learn.

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. *Data Preprocessing*

Dataset yang diterapkan adalah gambar citra fundus mata. Nama filenya adalah train_labels.csv, dan foldernya adalah train_labels.jpg. Setelah itu, dataset tersebut diproses melalui beberapa tahap persiapan yang meliputi pemangkasan lingkaran, pemangkasan gambar, pemangkasan dari warna gelap, peningkatan data, normalisasi, dan konversi ke format RGB. Berikut hasil preprocessing data yang terlihat pada gambar 2 dibawah ini. . Dataset ini memiliki label 0 yang berarti tidak ada DR, level 1 yang berarti ringan, level 2 yang berarti sedang, level 3 yang berarti serius, dan level 4 yang berarti DR yang meluas. Hasil sari preprocessing data dapat dilihat di Gambar 2.

Tabel 1. Distribusi Dataset Awal

Kelas	Label	Jumlah Gambar	Persentase
0	Normal	25.603	74.95%
1	Mild	2.242	6.57%
2	Moderate	5.092	14.91%
3	Severe	3.333	9.76%
4	Proliferative	527	1.54%

Tabel 2. Skenario Eksperimen

Skenario	Deskripsi	Jumlah Data per Kelas	Total Data
Tanpa Resampling	Data asli tanpa penyeimbangan	Bervariasi (527-25.603)	34.152
Dengan Resampling	Oversampling ke kelas mayoritas	20.000 per kelas	100.000
Mayoritas Imbalance	Dominasi kelas 0 ekstrem	0: 20.481, 1-4: 400	22.081

B. Distribusi Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini menunjukkan ketidakseimbangan kelas yang signifikan, dengan distribusi yang tidak merata antar lima kategori tingkat keparahan retinopati diabetik dapat dilihat pada Tabel 1.

C. Skenario Eksperimen dan Metodologi

Untuk mengevaluasi dampak ketidakseimbangan data terhadap performa model, penelitian ini dirancang dengan tiga skenario eksperimen yang berbeda, masing-masing merepresentasikan kondisi distribusi data yang spesifik.yang dapat dilihat pada tabel 2 skenario eksperimen.

D. Performa Model Individual

Hasil pengujian yang dilakukan untuk mengevaluasi pengaruh metode resampling terhadap performa model InceptionV3, Resnet152 dan Densenet121. Eksperimen ini dilakukan untuk memahami bagaimana pendekatan resampling, yaitu tanpa resampling, undersampling, dan oversampling, memengaruhi kemampuan model dalam menangani ketidakseimbangan data serta menghasilkan metrik evaluasi yang optimal, seperti akurasi, presisi, recall, dan F1 score.

1). Tanpa menggunakan resampling

Skenario pertama mengevaluasi performa model CNN pada kondisi data asli tanpa manipulasi distribusi kelas, memberikan baseline untuk mengukur dampak ketidakseimbangan data terhadap kemampuan klasifikasi Pada tabel 3 terlihat hasil performa tanpa resampling.

2). Menggunakan resampling

Implementasi teknik oversampling pada skenario kedua bertujuan untuk menyeimbangkan distribusi kelas dengan menyamakan jumlah sampel setiap kategori, sehingga memungkinkan model mempelajari karakteristik seluruh kelas secara proporsional. Hasil tabel 4 merupakan model resampling

Tabel 3. Performa Model Individual dengan Resampling

Model	Training Acc	Validation Acc	Train Loss	Val Loss	F1-Score
Inception - V3	79.31%	77.94%	0.6066	0.6784	0.7202
ResNet - 152	81.25%	80.05%	0.5731	0.6071	0.7595
DenseNet - 121	82.35%	80.73%	0.5335	0.5857	0.7799

Tabel 4. Performa Model Individual Mayoritas Imbalance

Model	Training Acc	Validation Acc	Train Loss	Val Loss	F1-Score
Inception - V3	92.73%	92.73%	0.3372	0.3088	0.9638
ResNet - 152	92.94%	92.63%	0.3192	0.2983	0.9644
DenseNet - 121	92.85%	92.68%	0.3074	0.2949	0.9641

Tabel 5. Performa Model Individual Mayoritas Imbalance

Model	Training Acc	Validation Acc	Train Loss	Val Loss	F1-Score
Inception-V3	94.89%	93.60%	0.1374	0.1726	0.9000
ResNet - 152	95.48%	94.44%	0.1223	0.1529	0.9460
DenseNet - 121	96.76%	95.69%	0.0870	0.1299	0.9600

3). Menggunakan data yang tidak seimbang untuk satu kelas mayoritas

Skenario ketiga dirancang untuk mengeksplorasi perilaku model dalam kondisi ekstrem ketidakseimbangan data, di mana kelas normal mendominasi lebih dari 90% dataset, menciptakan tantangan klasifikasi yang realistis untuk lingkungan klinis. Hasil yang ditunjukkan terdapat di tabel 5

E. Perbandingan Metode Ensemble

Evaluasi komprehensif terhadap metode ensemble voting dan stacking pada ketiga skenario eksperimen mengungkapkan perbedaan performa yang signifikan, dengan ensemble stacking secara konsisten menunjukkan superioritas dalam hal akurasi dan F1-score. Pada tabel 6 meerupakan hasil perbandingan ensemble.

F. Classification Report dan Analisis Mendalam

1). Classification Report dengan Resampling

Hasil classification report pada data yang telah diseimbangkan terlihat pada tabel 7 yang mendemonstrasikan peningkatan performa yang dramatis across semua metrik

Tabel 6. Performa Ensemble Model Across Scenarios

Metode	Tanpa Resampling	Dengan Resampling	Mayoritas Imbalance
Akurasi			
Individual Best	80.97%	95.71%	93.46%
Ensemble Voting	74.50%	98.22%	92.76%
Ensemble Stacking	75.29%	97.26%	99.71%
F1-Score			
Individual Best	0.7799	0.9600	0.9641
Ensemble Voting	0.7450	0.9822	0.9276
Ensemble Stacking	0.7529	0.9726	0.9971

Tabel 7. Classification Report Model Terbaik (Resampling)

Model	Precision	Recall	F1-Score	Support
Inception - V3	0.9400	0.8600	0.9000	1000
ResNet - 152	0.9460	0.9460	0.9460	1000
DenseNet - 121	0.9620	0.9600	0.9600	1000
Ensemble Voting	0.9680	0.9640	0.9645	5000
Ensemble Stacking	0.9730	0.9720	0.9726	5000

evaluasi, dengan ensemble stacking mencapai nilai precision, recall, dan F1-score tertinggi.

2). Analysis Per-Class Performance

Analisis mendalam terhadap confidence score dan variabilitas prediksi per kelas mengungkapkan bahwa model ensemble tidak hanya mencapai akurasi tinggi secara keseluruhan, tetapi juga menunjukkan stabilitas dan konsistensi prediksi yang superior pada setiap kategori tingkat keparahan retinopati diabetik dan perbandingan setiap kategori terlihat pada Tabel 8.

G. Kontribusi dan Kebaruan Penelitian

Berdasarkan evaluasi reviewer, penelitian ini memberikan kontribusi signifikan dalam bidang deteksi Retinopathy Diabetic (RD) melalui beberapa pendekatan inovatif. Pertama, arsitektur ensemble yang menggabungkan model InceptionV3, ResNet152, dan DenseNet121 dengan strategi weighted voting terbukti mampu meningkatkan performa klasifikasi. Kedua, strategi resampling berupa oversampling berhasil menaikkan F1-score secara drastis dari 0.7799 menjadi 0.9726, menunjukkan perbaikan signifikan dalam penanganan ketidakseimbangan data. Terakhir, sistem ini telah diterapkan

Tabel 8. Analisis Varians Prediksi Ensemble

Penelitian	Method	Dataset	Accuracy	F1-Score
Gulshan et al. (2016)	Single CNN	EyePACS	97.05%	-
Faurina et al. (2021)	Ensemble CNN	Custom	95.06%	0.913
Gumelar et al. (2024)	Ensemble CNN	IDRID	-	0.88
Penelitian Ini	Ensemble Stacking	Kaggle	97.26%	0.9726

Tabel 9. Perbandingan dengan Penelitian Sebelumnya

Kelas	Mean Confidence	Std Deviation	Min Conf	Max Conf
0 (Normal)	0.9847	0.0234	0.8912	0.9998
1 (Mild)	0.9234	0.0567	0.7845	0.9876
2 (Moderate)	0.9156	0.0634	0.7234	0.9823
3 (Severe)	0.9345	0.0512	0.8123	0.9912
4 (Proliferative)	0.9678	0.0345	0.8567	0.9987

dalam bentuk sistem web terintegrasi, memungkinkan diagnosis awal RD secara praktis dan efisien dalam lingkungan klinis. Terlihat pada tabel 9, hasil dari perbandingan sebelumnya

Penelitian ini menunjukkan improvement yang signifikan dalam ensemble methodology dan practical deployment, dengan fokus pada clinical applicability dan user-friendly interface.

H. Implementasi Deployment Model Klasifikasi

Model klasifikasi retinopati diabetik diimplementasikan dalam sistem web berbasis Flask, memungkinkan pengguna mengunggah citra fundus retina untuk klasifikasi. Sistem ini menggunakan ensemble dari Inception V3, ResNet152, dan DenseNet121 dengan pendekatan pembobotan prediksi. Output sistem mencakup prediksi kelas (Normal, Mild, Moderate, Severe, Proliferative) dan tingkat kepercayaan. Meskipun menunjukkan performa baik, sistem memiliki keterbatasan pada kualitas input gambar dan ketergantungan pada pra-pemrosesan awal.

Analisis *confusion matrix* model dasar (InceptionV3, ResNet152, DenseNet121) tanpa resampling menunjukkan bahwa ketiga model memiliki akurasi tinggi pada diagonal utama, tetapi masih kesulitan membedakan kelas kedua dan ketiga. ResNet152 menunjukkan performa paling konsisten. Saat menggunakan data tidak seimbang, model cenderung bias pada kelas mayoritas, mengakibatkan prediksi yang sangat rendah untuk kelas minoritas. Setelah resampling, *confusion matrix* model dasar menunjukkan peningkatan performa yang signifikan, dengan ResNet, Inception, dan DenseNet memprediksi sebagian besar instans dengan benar. DenseNet menunjukkan performa paling konsisten. *Ensemble voting*

dengan resampling juga menunjukkan peningkatan akurasi yang signifikan, terutama pada kelas pertama, kedua, keempat, dan kelima, dengan sedikit kesalahan klasifikasi. Demikian pula, *ensemble stacking* setelah resampling menunjukkan kinerja klasifikasi yang sangat baik dengan akurasi tinggi dan kesalahan minimal di semua kelas, menegaskan efektivitasnya dalam menangani ketidakseimbangan data. Secara keseluruhan, pendekatan resampling yang dikombinasikan dengan metode *ensemble* (khususnya *stacking*) terbukti paling efektif dan seimbang untuk klasifikasi citra fundus retina, menunjukkan potensi besar untuk aplikasi di dunia nyata

Model klasifikasi diimplementasikan dalam sistem web berbasis Flask yang ramah pengguna, yang memungkinkan klasifikasi gambar fundus retina secara langsung. Sistem ini menggunakan gabungan (ensemble) dari InceptionV3, ResNet152, dan DenseNet121, dengan setiap model berkontribusi berdasarkan bobot kinerja yang telah ditentukan. Gambar fundus diproses melalui serangkaian transformasi (pengubahan ukuran, konversi tensor, normalisasi) untuk memastikan kompatibilitas dengan model. Setelah validasi dan transformasi, model *ensemble* melakukan inferensi, menggabungkan skor prediksi dan mengubahnya menjadi probabilitas kelas, dengan prediksi akhir diambil dari kelas dengan probabilitas tertinggi. Sistem ini juga memberikan interpretasi medis berdasarkan kelas yang diprediksi (Normal, Mild, Moderate, Severe, Proliferative). Sistem yang diimplementasikan menunjukkan performa yang memadai untuk deteksi retinopati diabetik otomatis, meskipun ada keterbatasan seperti sensitivitas terhadap kualitas gambar input dan ketergantungan pada pra-pemrosesan awal.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil mengembangkan sistem klasifikasi otomatis tingkat keparahan retinopati diabetik menggunakan ensemble model berbasis CNN dengan performa superior. Tujuan utama untuk meningkatkan akurasi deteksi RD tercapai melalui kombinasi arsitektur InceptionV3, ResNet152, dan DenseNet121, di mana ensemble stacking mencapai akurasi validasi tertinggi 97,26%, melampaui model individual terbaik (DenseNet121: 95,69%). Strategi resampling terbukti kritis dalam mengatasi ketidakseimbangan data, meningkatkan F1-score dari 0,7799 menjadi 0,9726. Ensemble voting dan stacking menunjukkan peningkatan performa yang konsisten, dengan stacking memberikan hasil optimal pada semua metrik evaluasi. Implementasi sistem web berbasis Flask berhasil menyediakan solusi praktis untuk diagnosis dini RD di fasilitas kesehatan dengan keterbatasan spesialis mata, mencapai response time rata-rata 2,3 detik per prediksi. Sistem ini mendemonstrasikan potensi besar ensemble CNN dalam mendukung skrining massal retinopati diabetik dengan akurasi tinggi dan deployment yang mudah diakses.

KUTIPAN

[1] I. Noventi and S. Damawiyah, "FAKTOR RESIKO RETINOPATI DIABETIKA : A CASE – CONTROL," *Indones. J. Health Sci.*, vol. 10, no. 2, p. 1, Dec. 2018, doi: 10.32528/ijhs.v10i2.1851.

[2] A. Sebastian, O. Elharrouss, S. Al-Maadeed, and N. Almaadeed, "A Survey on Deep-Learning-Based Diabetic Retinopathy Classification," *Diagnostics*, vol. 13, no. 3, p. 345, Jan. 2023, doi: 10.3390/diagnostics13030345.

[3] G. Litjens *et al.*, "A survey on deep learning in medical image analysis," *Med. Image Anal.*, vol. 42, pp. 60–88, Dec. 2017, doi: 10.1016/j.media.2017.07.005.

[4] D. Juniati and A. E. Suwanda, "KLASIFIKASI PENYAKIT MATA BERDASARKAN CITRA FUNDUS RETINA MENGGUNAKAN DIMENSI FRAKTAL BOX COUNTING DAN FUZZY K-MEANS," *Prox. J. Penelit. Mat. Dan Pendidik. Mat.*, vol. 5, no. 1, pp. 10–18, Feb. 2022, doi: 10.30605/proximal.v5i1.1623.

[5] A. Mujumdar and V. Vaidehi, "Diabetes Prediction using Machine Learning Algorithms," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 165, pp. 292–299, 2019, doi: 10.1016/j.procs.2020.01.047.

[6] D. Sisodia and D. S. Sisodia, "Prediction of Diabetes using Classification Algorithms," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 132, pp. 1578–1585, 2018, doi: 10.1016/j.procs.2018.05.122.

[7] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," in *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, NV, USA: IEEE, June 2016, pp. 770–778. doi: 10.1109/CVPR.2016.90.

[8] G. Huang, Z. Liu, L. Van Der Maaten, and K. Q. Weinberger, "Densely Connected Convolutional Networks," in *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI: IEEE, July 2017, pp. 2261–2269. doi: 10.1109/CVPR.2017.243.

[9] U. V. Shukla and K. Tripathy, "Diabetic Retinopathy," in *StatPearls*, Treasure Island (FL): StatPearls Publishing, 2025. Accessed: Aug. 09, 2025. [Online]. Available: http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK560805/

[10] R. Indraswari, W. Herulambang, and R. Rokhana, "Deteksi Penyakit Mata Pada Citra Fundus Menggunakan Convolutional Neural Network (CNN)," *Techno.Com*, vol. 21, no. 2, pp. 378–389, May 2022, doi: 10.33633/tc.v21i2.6162.

[11] V. Gulshan *et al.*, "Development and Validation of a Deep Learning Algorithm for Detection of Diabetic Retinopathy in Retinal Fundus Photographs," *JAMA*, vol. 316, no. 22, p. 2402, Dec. 2016, doi: 10.1001/jama.2016.17216.

[12] O. Russakovsky *et al.*, "ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 115, no. 3, pp. 211–252, Dec. 2015, doi: 10.1007/s11263-015-0816-y.

[13] G. Quellec, M. Lamard, P. M. Josselin, G. Cazuguel, B. Cochener, and C. Roux, "Optimal Wavelet Transform for the Detection of Microaneurysms in Retina Photographs," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 27, no. 9, pp. 1230–1241, Sept. 2008, doi: 10.1109/TMI.2008.920619.

[14] J. Wang, S. Mall, and L. Perez, "The Effectiveness of Data Augmentation in Image Classification using Deep Learning".

[15] C. Szegedy *et al.*, "Going Deeper with Convolutions," 2014, *arXiv*. doi: 10.48550/ARXIV.1409.4842.

[16] A. Ahmad, "Mengenal Artificial Intelligence, Machine Learning, Neural Network, dan Deep Learning," 2017.

[17] M. Aryuni, "Penerapan Ensemble Feature Selection dan Klasterisasi Fitur pada Klasifikasi Dokumen Teks," *ComTech Comput. Math. Eng. Appl.*, vol. 4, no. 1, p. 333, June 2013, doi: 10.21512/comtech.v4i1.2745.

[18] S. E. Limantoro, Y. Kristian, and D. D. Purwanto, "Pemanfaatan Deep Learning pada Video Dash Cam untuk Deteksi Pengendara Sepeda Motor," *J. Nas. Tek. Elektro Dan Teknol. Inf. JNTETI*, vol. 7, no. 2, June 2018, doi: 10.22146/jnteti.v7i2.419.

[19] T. R. Mahesh, V. Vinoth Kumar, V. Vivek, K. M. Karthick Raghunath, and G. Sindhu Madhuri, "Early predictive model for breast cancer classification using blended ensemble learning,"

Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag., vol. 15, no. 1, pp. 188–197, Jan. 2024, doi: 10.1007/s13198-022-01696-0.

[20] R. Egele, I. Guyon, Y. Sun, and P. Balaprakash, "Is One Epoch All You Need For Multi-Fidelity Hyperparameter Optimization?," Sept. 26, 2023, *arXiv*: arXiv:2307.15422. doi: 10.48550/arXiv.2307.15422.

[21] O. A. Lantang, R. E. C. Sendow, and F. D. Kambey, "Implementation of Bidirectional Long Short-Term Memory and Convolutional Neural Network in Detecting Hoax Content on Social Media," *Appl. Inf. Syst. Manag. AISM*, vol. 8, no. 1, pp. 151–158, May 2025, doi: 10.15408/aism.v8i1.45222.

[22] L. M. Fleuren *et al.*, "Machine learning for the prediction of sepsis: a systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy," *Intensive Care Med.*, vol. 46, no. 3, pp. 383–400, Mar. 2020, doi: 10.1007/s00134-019-05872-y.

[23] S. Clara, D. L. Prianto, R. A. Habsi, E. F. Lumbantobing, S. Kom, and M. Kom, "Implementasi Seleksi Fitur Pada Algoritma Klasifikasi Machine Learning Untuk Prediksi Penghasilan Pada Adult Income Dataset," 2021.

[24] W. Abdun Naseer, S. Sarwido, and B. B. Wahono, "GRADIENT BOOSTING OPTIMIZATION WITH PRUNING TECHNIQUE FOR PREDICTION OF BMT AL-HIKMAH PERMATA CUSTOMER DATA," *J. Inform. Teknol. Dan Sains Jinteks*, vol. 6, no. 3, pp. 719–727, Aug. 2024, doi: 10.51401/jinteks.v6i3.4702.

[25] A. Nurizki, A. Fitrianto, and A. Mohamad Soleh, "Performance of Ensemble Learning in Diabetic Retinopathy Disease Classification," *Sci. J. Inform.*, vol. 11, no. 2, pp. 375–386, May 2024, doi: 10.15294/sji.v11i2.4725.

[26] P. Mahajan, S. Uddin, F. Hajati, and M. A. Moni, "Ensemble Learning for Disease Prediction: A Review," *Healthcare*, vol. 11, no. 12, p. 1808, June 2023, doi: 10.3390/healthcare11121808.

[27] F. H. Syahrul and P. S. Sasongko, "Penerapan Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Tingkat Keparahan Retinopati Diabetik Pada Penderita Diabetes Melitus," *J. Masy. Inform.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–14, May 2022, doi: 10.14710/jmasif.13.1.42354.

[28] R. Faurina, E. P. Purwandari, M. T. Pratama, and I. Agustian, "Klasifikasi Level Non-Proliferatif Retinopati Diabetik Dengan Ensemble Convolutional Neural Network," *Pseudocode*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, Mar. 2021, doi: 10.33369/pseudocode.8.1.1-10.

[29] K. Hendrawan, A. T. Handayani, A. Andayani, E. Titiek, and A. B. Gumelar, "Classification of diabetic retinopathy using ensemble convolutional neural network architectures," *Universa Med.*, vol. 43, no. 2, pp. 188–194, July 2024, doi: 10.18051/UnivMed.2024.v43.188-194.



Prayer Yosua Pua lahir di Manado, Sulawesi Utara pada tahun 2004. Ia merupakan mahasiswa lulusan Program Studi Teknik Informatika, Fakultas Teknik, Universitas Sam Ratulangi, Manado. Sejak masa awal kuliah, ia memiliki ketertarikan kuat pada bidang kecerdasan buatan (AI), khususnya deep learning dan computer vision untuk aplikasi kesehatan. Selama menempuh pendidikan, ia telah aktif dalam berbagai proyek pengembangan sistem berbasis CNN untuk klasifikasi citra medis. Ia juga terlibat dalam penelitian klasifikasi retinopati diabetik dan memiliki pengalaman dalam membangun sistem berbasis web untuk mendukung diagnosis medis menggunakan Grad-CAM. Bidang keahliannya meliputi pengolahan citra digital, CNN, transfer learning, ensemble learning, dan deployment sistem berbasis Flask. Ia berkomitmen untuk terus mengembangkan solusi teknologi dalam bidang kesehatan digital (e-health) yang mudah diakses oleh masyarakat luas. Di luar akademik, ia aktif mengikuti kegiatan ilmiah dan seminar yang berkaitan dengan AI dan teknologi kesehatan. Penulis bercita-cita menjadi peneliti dan pengembang sistem cerdas yang berdampak nyata dalam meningkatkan layanan kesehatan di Indonesia.